

データ処理方法の相違に基づく ライフログ解析アプリケーションと 入力データ品質の相関関係評価

山下 暁香^{†1} 岩木 紗恵子^{†1} 小口 正人^{†1}

近年のデータ収集技術とストレージの発達により、人の行動をデジタルデータとして記録するライフログの実現が以前と比べ格段に容易になった。これを受け、各種機器に搭載されたセンサ端末などを用いて収集されたデータを解析することで、人の行動履歴などといった有益な情報をユーザに提供する様々なライフログ解析アプリケーションが開発されてきた。これらのライフログ解析アプリケーションは、ライフログの「入力データ」を基に、データ処理を行って、有益な「情報」を取り出すものであると考えられる。

しかし一方で、これらのライフログに関する研究においては、センサ端末から収集され、ライフログ解析アプリケーションに入力されるデータの品質についての詳しい検討は行われて来なかった。そこで、本論文では、ライフログ解析アプリケーションとして代表的なものの1つといえる、人の行動を言語化するアプリケーションに対して、入力データとなる動画や加速度の品質に注目し、入力データの品質と言語化アプリケーションの実行結果との相関関係を定量的な指標で評価した。また入力データのデータ処理方法として Bayesian Classifier と HMM の2種類を取り上げ、処理方法が評価結果に与える影響の相違などを議論した。

An Evaluation of Input Data Quality of Lifelog Analysis Application based on Data Processing Method Difference

AKIKA YAMASHITA,^{†1} SAEKO IWAKI^{†1}
and MASATO OGUCHI^{†1}

1. はじめに

近年、動画データや加速度、GPS 情報を記録できるネットワークカメラやスマートフォンといった様々なセンサを搭載した端末の小型化、高性能化により、実世界のデータを収集する事が技術的に容易になった。また、データの活用に関しても、ストレージの大容量化やインターネット上のストレージサービスにより、大量のデータを無料、もしくは低廉で蓄積、共有、検索することが可能になった。

これらの大量に記録されたデータは、各種解析処理を施すことで、人の行動履歴や健康状態といった、ユーザにとって有益な情報になる。この解析処理を行う代表的なものとして、ライフログ解析アプリケーションが挙げられる。近年のデータ収集技術とストレージの発達により、様々なライフログ解析アプリケーションが開発されてきた。例えば、後述する関連研究のように、ライフログのデータ量に関して評価したり、データの閲覧性を高めるライフログ解析アプリケーションなどがあるが、これらのライフログ解析アプリケーションでは、いずれも、データの品質については深く考慮していない。

ライフログのデータは様々な種類があり、その品質についても条件により大きく異なる。ライフログを蓄積する事は容易になったが、どの程度の品質のどのようなデータをどのくらい蓄積すればライフログ解析アプリケーションに有用であるのかといった目安がわからず、これはライフログ活用に向けて明らかにすべき課題であると考えられる。

そこで本研究では、ライフログ解析アプリケーションにおいて、入力データの品質がライフログ解析アプリケーションの性質に及ぼす影響を定量的な指標で評価する事を目指す。つまり、図1のような様々なセンサ端末が存在するセンサ空間において、センサ端末によって収集された動画データや加速度データなどを入力データとし、これらの入力データに何らかの理論的処理を施すことで、解析結果をユーザに提供するライフログ解析アプリケーションに対し、入力データに生じた品質の差が、ライフログ解析アプリケーションの解析結果にどのような影響を及ぼすのかという点について相関関係を求めるデータ品質評価実験を行う。

例えば入力データに多少のコマ落ちやノイズがあったとしても、ライフログ解析アプリケーションの立場から見れば、解析結果にさほど影響はないが、大量のコマ落ちやノイズがあった場合は、ライフログ解析アプリケーションは正しい解析結果を出力することができな

^{†1} お茶の水女子大学
Ochanomizu University

くなる．従って，どの程度のデータ品質ならどの程度ライフログ解析アプリケーションが正しく動作するか，定量的な指標を明らかにする必要がある．本論文では，入力データの品質劣化とライフログ解析アプリケーションの正答率の関係，更にライフログ解析アプリケーションが正しい結果を出力するために必要となる最低限の入力データ品質の2点について，入力データ品質評価実験を行った結果を示した．特にデータ処理方法として，Bayesian Classifier (ベイズ分類器) と HMM (隠れマルコフモデル) の2種類を用い，両者の違いなども比較した．

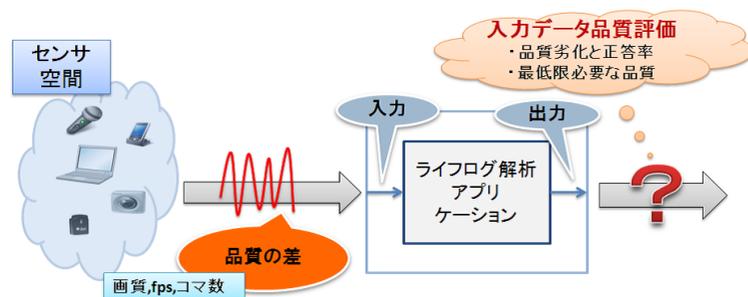


図1 ライフログ解析アプリケーションにおける入力データ品質評価

本論文の構成は以下の通りである．2節で評価実験に用いるライフログ解析アプリケーションについて述べ，3節で評価手法の提案を行う．4節で言語化アプリケーションの実行環境をまとめ，5節では言語化アプリケーションの入力データの品質について述べる．6節で評価結果を示して考察を行い，7節で関連研究と本研究の位置づけを述べ，8節で本稿をまとめる．

2. 人の行動を言語化するライフログ解析アプリケーション

2.1 動作と言語化アプリケーション

本研究の評価実験では，センサ空間から収集した動画データと加速度データを入力データとして解析し，結果として人の行動の言語化を出力するライフログ解析アプリケーション¹⁾を用いた．以下，このライフログ解析アプリケーションを「言語化アプリケーション」と呼ぶ．

言語化アプリケーションでは，2つの異なる角度に設置された2台のネットワークカメラによって撮影された動画データの毎フレームに対して画像処理を施し，また加速度データ

も同時に解析することにより，記録データ中で人が行った行動を言語化する．例えば，図2のように，「人がドアを開ける」という行動をしている動画を入力データとしてシステムに与えた場合，解析結果として「人がドアを開ける」という行動を行っている間は「人がドアを開ける」という言語化が出力され続ける．

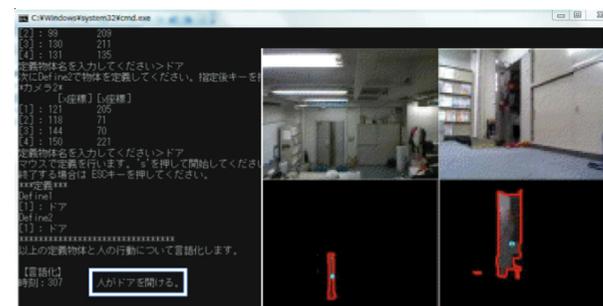


図2 言語化アプリケーションの動作

2.2 開発環境

言語化アプリケーションのプログラム開発は，Microsoft Visual C++ 2008 Express Editionで行い，動画データの処理はOpenCVライブラリ²⁾を用いた．動画データ撮影用のネットワークカメラはPanasonic BB-HCM715 (最大130万画素，有線・無線LAN対応³⁾)を使用し，加速度データの収集には，加速度センサ端末SunSPOT⁴⁾を用いた．

3. 評価手法の提案とそのフレームワークの概要

3.1 言語化アプリケーションの処理の分割

言語化アプリケーションの処理は，「データ収集層」，「データ処理層」，「情報解析層」の3層に分割し，これを「データ品質評価フレームワーク」と呼び，このフレームワークを用いて評価実験を行う (図3)．データ収集層は，言語化アプリケーションで解析に利用されるセンサデータの入力部分であり，データ処理層は，データ収集層から渡されたノード毎のデータを集約し，理論的解析処理を施す部分である．そして情報解析層では，データ処理層から渡された解析結果を出力する．

本論文では，図3の左右のように，言語化アプリケーションのデータ処理層に対して，Bayesian Classifier と HMM という2種類の異なる手法のためのモデル化を行い，それぞ

れの論理的処理を通して言語化を行う場合に、入力データの品質劣化が言語化アプリケーションの性質に与える影響を比較し、評価した。

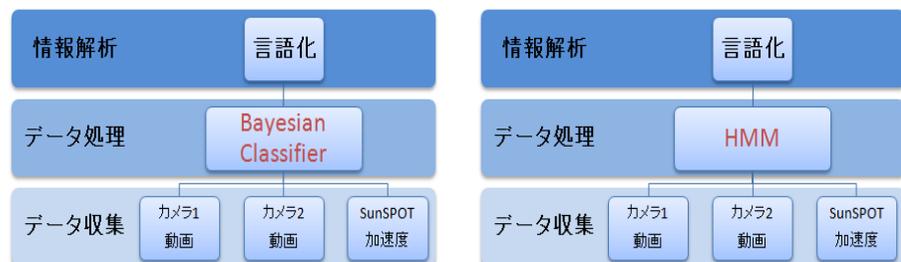


図3 データ品質評価フレームワーク
(左：ベイズ分類器モデル，右：隠れマルコフモデル)

3.2 データ収集層

本実験におけるデータ品質評価フレームワークの各層の処理について説明する。まずデータ収集層は、ネットワークカメラによって取得した動画データと、加速度センサ端末 SunSPOT によって取得した加速度データの入力部分となっている。

動画データの処理では、1 フレーム毎に、現在の画像フレームと直前の画像フレームの差分の輪郭 (図2 赤線枠) を抽出し、その輪郭で囲まれた部分の重心 (図2 赤線枠内の青点) を求めている。輪郭は動く物体 (人)、重心は人の重心と解釈される。そしてこの重心が予め定義した物体 (ドアなど) と重なる回数を数え、この回数が予め定義した閾値を超えた場合に、2 台のネットワークカメラのビットである Bit1 と Bit2 を立てる。加速度データの処理では、時刻順に取得した加速度データの x 軸, y 軸, z 軸のそれぞれの値の変化量が予め定義した閾値を超えた場合に SunSPOT のビットである Bit3 を立てる。

この3つのビット情報 (Bit1, Bit2, Bit3) は、データ処理層に渡される。

3.3 データ処理層

データ処理層については、Bayesian Classifier と HMM の2種類の異なる論理的処理を適用し (図4)、2種類の異なる処理を通して言語化を行った時に、入力データの品質劣化が言語化アプリケーションの正答率に与える影響を比較する。

まず、Bayesian Classifier は、因果関係を条件付確率表 (CPT) により記述する確率推

論モデルで、与えられた CPT をもとに、結果から原因を予測するモデルである。図4 (左) に示した例では、ある病気 (D_i) に対して陽性になる検査 (T_j) の確率が既知で CPT が与えられている。反応した検査 T_j の原因となった病気は D_i のどれであったのかを知りたい時に、公式を最大にする D_i を尤もらしい原因と予測する。本研究における言語化アプリケーションのモデル化では、「人の行動」を原因、「ネットワークカメラと加速度センサ端末 SunSPOT の反応」を結果とした。詳細は後述する。

次に、HMM は、マルコフ過程にしたがって遷移するシステムの内部状態の遷移経路を、各状態に応じた記号の出現確率分布から推定する確率モデルである。図4 (右) に示した例では、天気 (雨, 晴れ) の遷移確率のみが既知であり、実際に雨が降る確率と晴れる確率は不明で、隠れている状態である。そして、それぞれの天気に対して、人がとる3つの行動 (Walk: 散歩する, Shop: 買い物に行く, Clean: 掃除をする) の確率分布が与えられている。この時、時系列順に観測された人の行動から、天気の移り変わりの遷移経路を予測し、予測される最適の経路を Viterbi 経路と呼ぶ。本研究における言語化アプリケーションのモデル化では、最適な Viterbi 経路のパターンを用いて言語化判定を行う。これも詳細は後述する。Bayesian Classifier を用いる場合は、各フレーム毎に処理をしているが、HMM では、時系列を重視する性質があると言える。

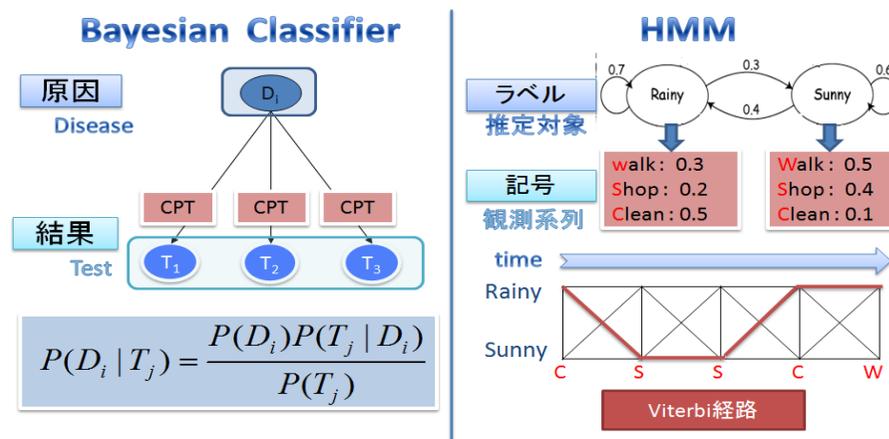


図4 データ品質評価フレームワークにおけるデータ処理層の例
(左：Bayesian Classifier, 右：HMM)

3.4 言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層

3.4.1 Bayesian Classifier

まず Bayesian Classifier を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層における言語化判定について説明する．Bayesian Classifier を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化を図 5 に示す．

データ収集層から渡されたカメラ 1 とカメラ 2 と加速度センサ端末 SunSPOT の 3 つのビット情報は、それぞれ、 R_1, R_2, R_3 となる．言語化アプリケーションのモデル化において、 R_1, R_2, R_3 はそれぞれ結果ノードであり、2 台のカメラと加速度センサ端末 SunSPOT の反応を表す． A_i は原因ノードで、人の行動を表す．

例として、以下の 3 つの行動を扱う場合、

- A_1 : 人がドアを開ける
- A_2 : 人が机を拭く
- A_3 : 人が椅子にすわる．

予め与えられた CPT を用いて、公式

$$P(A_i | R_1, R_2, R_3) = \frac{P(A_i)P(R_1, R_2, R_3 | A_i)}{P(R_1, R_2, R_3)}$$

を最大にする A_i を尤もらしい原因と判断し、言語化を出力する．

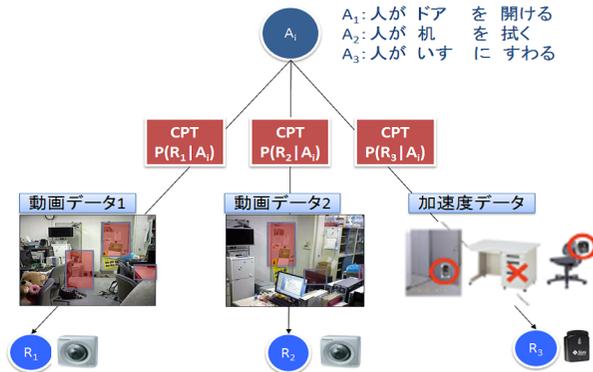


図 5 Bayesian Classifier による言語化アプリケーションのモデル化

3.4.2 HMM

次に HMM を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層での言語化判定について説明する．HMM を用いた時の言語化アプリケーションのモデル化を図 6 に示す．

遷移確率のみがわかる状態（ラベル）としては、以下の 2 種類、合計 4 つを定義した．

- A : 加速度センサが反応する．
- D_i : 人の重心と定義物体の重心の距離 ($D_1 < D_2 < D_3$)

それぞれの状態に対する出力は、動画データの画像フレームであり、時系列順に得られた出力画像フレームに対して、最適な Viterbi 経路のパターンが図 6 の赤線のようにになるとき、つまり人と物体の距離が近づき ($D_3 \Rightarrow D_2 \Rightarrow D_1$)、ある程度そこに留まり ($D_1 \Rightarrow D_1$)、更に、加速度センサが反応する ($D_1 \Rightarrow A$) 時に、人の行動が起こったと判断し、言語化を出力する．なお、言語化の判定処理に用いる最適な Viterbi 経路のパターンは、複数の動画データを学習させて得た．

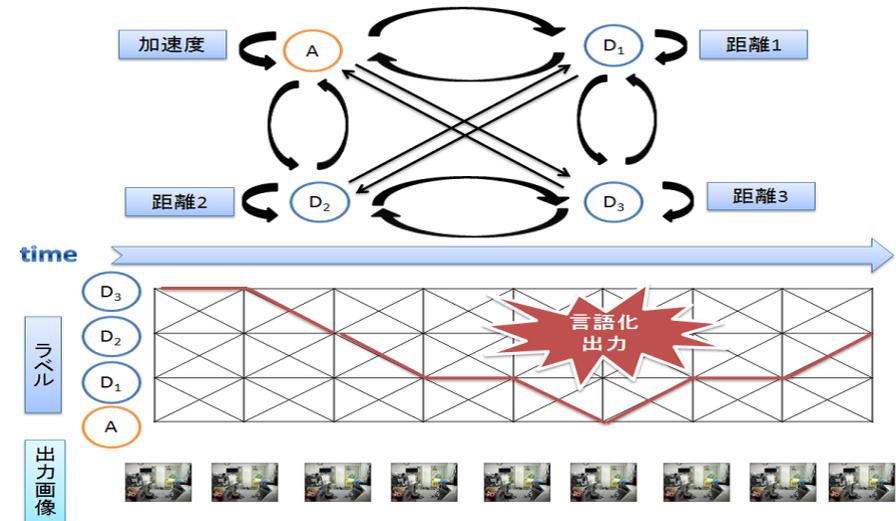


図 6 HMM による言語化アプリケーションのモデル化

4. 言語化アプリケーションの実行環境

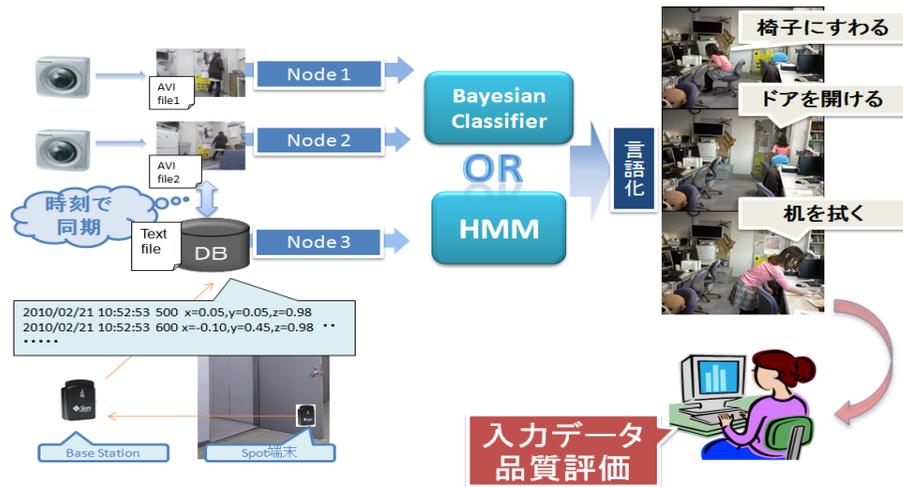


図 7 言語化アプリケーションの実行環境

Bayesian Classifier と HMM の 2 種類で実装した言語化アプリケーションの実行環境を図 7 に示す。具体的な動作としては、異なる角度に設置された 2 台のネットワークカメラと定義物体に取り付けた加速度センサ端末 SunSPOT から得られる動画データと加速度データを時刻によって同期し、それぞれを Node1, Node2, Node3 とする。これを Bayesian Classifier または HMM により処理し、条件を満たした場合のみ人の行動の言語化を出力して、ユーザに情報提供する。

以下に述べる評価実験では、Bayesian Classifier と HMM の 2 つの異なるデータ処理層を通して情報解析を行った場合に、それぞれ入力データの品質の差が、言語化アプリケーションの正答率にどのような影響を及ぼすかを比較する。

5. 入力データの品質

本論文の入力データ品質評価実験では、以下の 2 種類のデータ品質を取り上げた。

- 動画データと加速度データの「取得コマ数（単位時間あたりのデータ数）」

- 動画データの画像フレームの「画質」

5.1 取得コマ数の品質

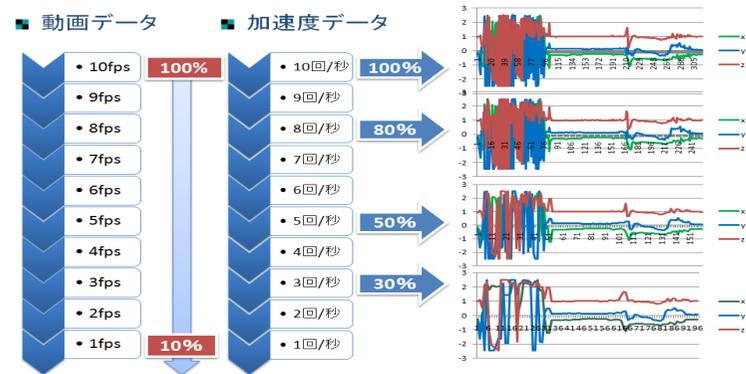


図 8 取得コマ数の品質（動画データと加速度データ）

取得コマ数（単位時間あたりのデータ数）の品質として、言語化アプリケーションに対する 2 種類の入力データである動画データと加速度センサデータの品質をそれぞれ 10 段階に分けた（図 8）。

動画データについては、最高の品質（100%）である 10fps(frame per second) から最低の品質である 1fps までの 10 段階の品質に分離し、加速度データについては、加速度センサ端末 SunSPOT によって 1 秒間に 100 回程取得される加速度データをどの程度までコマ落としするかで品質に差をつけた。動画データの最高の品質が 10fps なので、加速度データについても、最高の品質（100%）である 10 回/秒から最低の品質である 1 回/秒の 10 段階の品質に分離した。図 8 右のグラフのように、加速度データの取得コマ数の品質が劣化していくと、グラフが粗くなって行く様子がわかる。

このように 10 段階の品質の差をつけた動画データと加速度データを言語化アプリケーションの入力としたときの正答率との相関関係を評価する。評価実験における言語化アプリケーションへの入力には、以下の 3 通りとした。

- (1) 評価実験 A-1: 動画データの品質のみを変化させる（加速度データの品質は 100% に固定）

- (2) 評価実験 A-2: 加速度データの品質のみを変化させる (動画データの品質は 100 % に固定)
- (3) 評価実験 A-3: 動画データと加速度データの品質をともに変化させる .

5.2 画質の品質



図 9 画質の品質 (動画データの画像フレーム)

次に、動画データの画像フレームに着目した時の「画質」の品質について説明する。本実験における画質は、動画データの各画像フレームに対して、以下の 4 種類のフィルタ処理を人為的に加えて、品質を 10 段階にしたものである (図 9)。

- (1) 評価実験 B-1: 「ボヤけ」た画像を想定したフィルタ処理 (平滑化)
- (2) 評価実験 B-2: 「縦にブレ」た画像を想定したフィルタ処理
- (3) 評価実験 B-3: 「横にブレ」た画像を想定したフィルタ処理
- (4) 評価実験 B-4: 「解像度」が劣化した画像を想定したフィルタ処理

画像フレームに対してフィルタ処理を施す画素の範囲 (正方形) が広いほど、品質は劣化していく。フィルタ処理を施す画素の範囲と品質の段階については、以下の式を用いて算出した。

$$Q = \frac{1}{p^2} \times 100 \quad (\%)$$

Q: 品質, p: フィルタ処理を施す範囲の広さ (正方形の 1 辺の長さ)

6. 評 価

6.1 評価実験環境

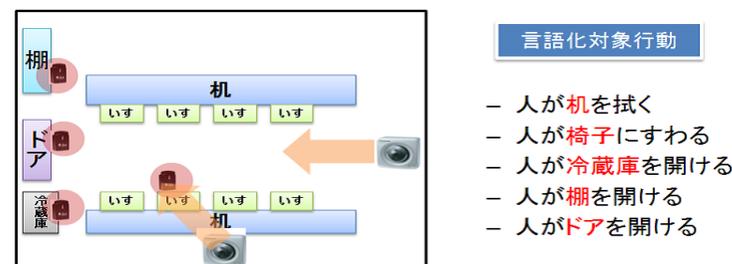


図 10 実験環境と言語化対象行動

言語化アプリケーションにおける入力データ品質評価の実験環境を図 10 に示した。図 10 左のような、2 台のネットワークカメラと 4 個^{*1}の加速度センサ端末 SunSPOT が存在するセンサ空間において、人が、図 10 の 5 つの行動を行う。

評価実験では、言語化アプリケーションの入力データである動画データと加速度データの品質を変化させて情報解析を行った時の正答率の変化を評価した。なお、評価実験は、収集した「実験データ」と「実データ」の双方に対して行い、「実験データ」の評価結果については、同じ行動が行われている動画 3 つの平均を用い、一方「実データ」の評価結果については、実験データ収集時と同じ空間において、人が自然に行動する様子を 2 日間撮影することによって得た動画の中から適当に抽出したものに対する平均である。

6.2 評価方法

評価実験における結果である正答率の算出方法を説明する。入力となる動画データと加速度データの双方が最高品質の 100 % であるとき、人の行動が起きている間はその行動の言語化が出力され続ける状態を正答率 100 % とし、この時の言語化の出力回数を V_{100} とおく。入力データの品質劣化に伴い、起こり得る誤った言語化の種類としては以下の 3 種類がある。

- 人の行動が起きている間に言語化されているが、品質 100 % のときと比べ、余計な回

^{*1} SunSPOT は、動く物体である、いす、冷蔵庫、棚、ドアに装着した。

数の言語化が出力される（出力回数を V_{extra} とする）

- 行動とは違う言語化が出力される（出力回数を V_{error} とする）
- 行動が起きているのに言語化が出力されない。

そこで品質 q のデータを入力している時の言語化の出力回数を V_q として、以下の評価式で正答率 C を算出した。

$$C = \frac{V_q - V_{extra} - V_{error}}{V_{100} + V_{extra} + V_{error}} \times 100 \quad (\%)$$

また、言語化アプリケーションが正答となるのに最低限必要なデータ品質については、行われた全ての行動に対して少なくとも 1 回は言語化が出力される場合を限界の品質とした。つまりデータの品質を低下させて行った時に、「行動が起きているのに言語化が出力されない」という状態が起きる直前の品質である。

6.3 評価実験結果

図 11～図 14 に取得コマ数と画質の品質変化と正答率の関係、及び、その際に最低限必要なデータ品質のグラフを示した。品質変化と正答率のグラフに関しては、横軸は取得コマ数の品質、縦軸は正答率となっており、最低限必要なデータ品質のグラフに関しては、横軸は品質変化の種類、縦軸は必要とされるデータの品質を表している。動画データ、加速度データ、動画データと加速度データのグラフは、それぞれ 5.1 節で述べた評価実験 A-1, A-2, A-3 の結果である。

図 12 と図 14 には、動画データの画像フレームの画質の品質変化と正答率の関係を示した。ボヤけ、縦ブレ、横ブレ、解像度のグラフは、それぞれ 5.2 節で述べた評価実験 B-1, B-2, B-3, B-4 の結果である。

図 11 と図 12 は、言語化対象行動を恣意的に振舞ったときに記録した実験データに対する評価結果であり、一方、図 13 と図 14 は、それぞれ、人が自然に行動をしている時に収集された「実データ」を用いて評価した結果である。

図 11～図 14 のすべてのグラフにおいて、Bayesian Classifier と HMM の双方の結果を示した。最低限必要なデータ品質のグラフにおいては、棒グラフが高いほど、高い品質のデータが必要であることを意味し、反対に、棒グラフが低ければ、低品質の入力データでも言語化アプリケーションが正答となる事ができるということである。

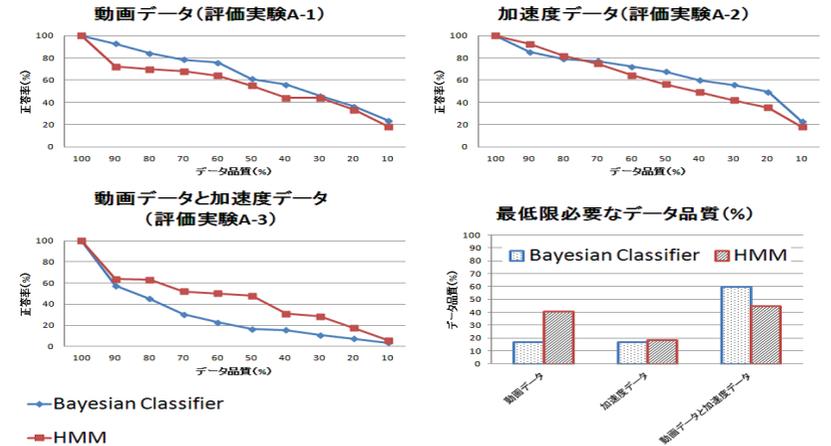


図 11 実験データにおける取得コマ数の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

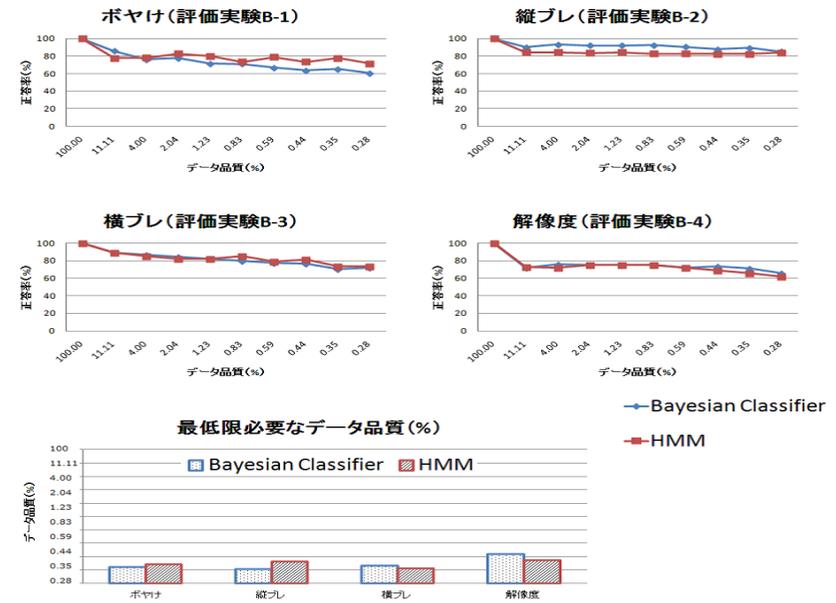


図 12 実験データにおける画質の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

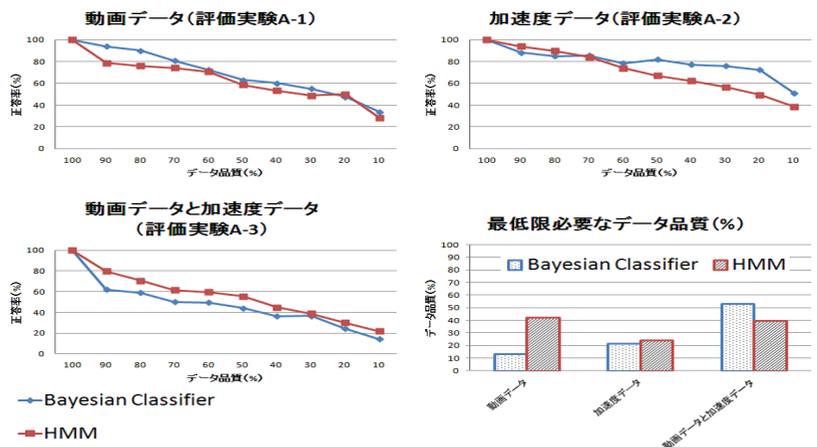


図 13 実データにおける取得コマ数の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

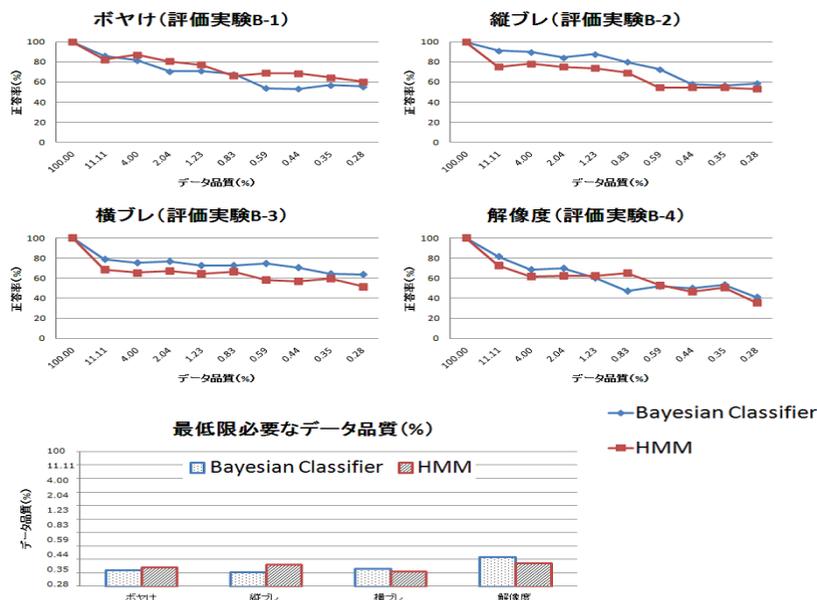


図 14 実データにおける画質の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

6.4 考察

6.4.1 取得コマ数の品質変化と正答率(図 11, 図 13)

図 11 と図 13 より, 全てのグラフで, 入力データの取得コマ数の品質が劣化すれば, 正答率はなだらかに減少するという結果が得られた. さらに, 図 11 を見ると, 動画データのみ(評価実験 A-1), 或いは加速度データのみ(評価実験 A-2)の品質劣化の場合, 正答率は 20%程度まで減少するが, 動画データと加速度データ双方の品質劣化の場合(評価実験 A-3)は, 正答率がほぼ 0%近くまで減少するという結果となった. 実データの結果である図 13 についても, 数値は多少異なるが, 類似した傾向のグラフが得られた. これらの実験結果から, 複数のデータを入力とするライフログ解析アプリケーションにおいて, 品質劣化が複数のデータに対して起こった場合は, ライフログ解析アプリケーションに与える影響がより大きい, 一部のみのデータの品質劣化の場合には, 品質が半分まで落ちてても正答率は 60%程度以上は保たれているということがわかった.

また, Bayesian Classifier と HMM を比較すると, 動画データのグラフで, HMM の方が低い位置にあることと, 最低限必要なデータ品質で HMM の棒グラフの方が短いことから, HMM の処理の方がより動画データの画像フレームに依存しており, 動画データの品質劣化により敏感に反応することがわかった. 加速度データのグラフにおいては, 棒グラフの長さより, Bayesian Classifier と HMM の両方とも 20%程度と, ある程度低い品質まで落ちてても, 言語化アプリケーションが最低限の正答を出すことが可能であることがわかった. 加速度データのグラフの実験データと実データを比較すると実験データでは 20%まで下がるが, 実データでは 40%~50%と, ある程度高い正答率が保たれていた. これは, 双方とも基本的な傾向は同じであるが, 実データにおいては, 加速度データの品質は動画データの品質ほど重要ではないという意味である. これについては評価するデータ量をもっと増加させることで, グラフが変化するかどうか見極める必要がある. さらに, 動画データと加速度データのグラフからは, 両方のデータ品質が劣化すると Bayesian Classifier の正答率の方が早く下がることがわかった. これについても, 実験データと実データの双方で同じ傾向が得られた.

6.4.2 画質の品質変化と正答率(図 12, 図 14)

次に, 図 12 と図 14 より, 動画データの画像フレームの画質については, 図 12 においては, 正答率が 60%~80%付近, 図 14 においては, 解像度以外は, 正答率が 60%程度までしか下がらないので, 画質の品質よりも, 取得コマ数の品質劣化の方が, 言語化アプリケーションの正答率に与える影響が大きい傾向があることがわかった. また実データにおけ

る画質の品質変化は、実験データに比べ、正答率に与える影響がより大きいという結果が得られた。

6.4.3 考察のまとめ

実験データと実データの結果が類似していたことより、実データについては、さらに解析をするデータ量を増加させて評価する事が望ましい部分はあるものの、これらの評価結果は信憑性の高いものであると言える。

品質変化と正答率のグラフについては、入力データの品質が劣化すると言語化アプリケーションの正答率が減少することを、定量的な指標で示すことにより、言語化アプリケーションにおいて要求される正答率に応じた入力データの品質を知る事が可能になった。また、最低限必要なデータ品質のグラフからは、言語化アプリケーションが最低限な正答するのには必ずしも100%のデータ品質は必要なく、加速度データのように20%程度の品質で十分なデータもあることがわかった。

7. 関連研究

本研究のように、各種センサ端末を用いて収集されたデータを解析することで、人の行動認識に用いる研究は多数行われている。参考文献^{5),6)}では、大量の被験者に対し、加速度センサを装着して計測された行動データを収集し、それらを学習させ、人の行動認識に用いている。より大規模な被験者データを用いれば行動認識の向上が期待できるということが示されている。また、参考文献^{7),8)}では、ユーザが行った行動の加速度データと動画を収集し、それらを閲覧できる行動情報共有システムを提供している。論文では、このシステムを用いた行動認識と可視化について述べられている。

このようにセンサの数やデータ量と行動認識率の關係に着目している研究に対して、本研究は、センサデータの品質^{*1}と行動認識システムの認識率^{*2}の關係を示したという位置づけである。データの品質に注目した先行研究^{9),10)}の評価結果では、ネットワークカメラの通信については、無線LAN環境時よりも有線LAN接続時の方が認識率が高い^{*3}ということが得られた。

以上のようにセンサ端末により取得して蓄積したライフログデータを活用するための研究は様々なものが行われているが、本研究は入力データの品質に注目し、言語化アプリケーションの実行結果との相關關係を詳細に考察しているという点で、これらの研究とは異なる。

*1 取得コマ数やフレームレート、画質

*2 言語化アプリケーションの正答率

*3 評価実験は、加速度センサ端末 SunSPOT を同期する前の言語化アプリケーションに対してなされたものである

8. おわりに

本論文では、ライフログ解析アプリケーションにおいて、入力データの品質が言語化アプリケーションの解析結果に及ぼす影響を定量的な指標で評価する手法として「データ品質評価フレームワーク」を提案し、これを用いてライフログ解析アプリケーションの代表例の1つといえる「人の行動を言語化するアプリケーション」に対して、異なる種類のデータ処理層を実装した場合のデータ品質評価実験を行い、データ品質の劣化と正答率の關係、言語化アプリケーションが要求する入力データの品質を定量的に示し、評価した。データ処理方法については、Bayesian Classifier と HMM の2種類を用いて比較を行った。

今後の課題としては、実環境における実データを蓄積し、品質劣化が言語化アプリケーションに与える影響を評価したい。また、音声データを入力データに加えた場合についても評価を行いたい。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、お茶の水女子大学の小林一郎教授、小林研究室の落合恵理香さんに大変有用なアドバイスを頂きました。深く感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) 落合恵理香, 小林一郎, "特定空間における人の行動予測モデルに基づく言語化への取り組み", 2010年度人工知能学会全国大会(第24回), 2G1-OS3-2, 2010年6月
- 2) OpenCV.jp: <http://opencv.jp/>
- 3) PLANEX CS-WMV04N: <http://www.planex.co.jp/product/camera/cs-wmv04n>
- 4) サン・マイクロシステムズ-SunSPOT 無線センサーネットワークデバイス: <http://www.sunspotworld.com/>
- 5) 河口 信夫, 小川 延宏, 岩崎 陽平, 梶 克彦, 寺田 努, 村尾 和哉, 井上 創造, 川原 圭博, 角 康之, 西尾 信彦, "HASC Challenge2010:人間行動理解のための装着型加速度センサデータコーパスの構築", DICOMO2011, 1E-1, 2011年7月
- 6) 小川 延宏, 梶 克彦, 河口 信夫, "HASC2010corpusを用いた被験者数と人間行動認識率の相關分析", DICOMO2011, 1E-2, 2011年7月
- 7) 服部 祐一, 井上 創造, 平川 剛, "行動情報共有システムにおける行動認識と可視化", DICOMO2011, 1E-4, 2011年7月
- 8) 中村 優斗, 服部 祐一, 井上 創造, 平川 剛, "動画と加速度データを用いた大規模行動情報共有システムの評価", DICOMO2011, 2E-1, 2011年7月
- 9) 岩木紗恵子, 村瀬勉, 小口正人, "ライフログのためのセンサデータと画像ストリーム処理ミドルウェアの構築", DEIM Forum2010, B3-1, 2010年3月
- 10) 岩木紗恵子, 村瀬勉, 小口正人, "センサデータと画像ストリームによるライフログのアプリケーションを用いたデータ品質の評価", DICOMO2010, 3H-5, 2010年7月